

Montée industrielle du Maroc et valorisation de la Bourse de Casablanca : une modélisation prospective par réseaux de neurones

Morocco's Industrial Rise and the Valuation of the Casablanca Stock Exchange: A Prospective Neural Network Modelling Approach

MAGHNIWI Rachid

Doctorant en Sciences de Gestion

Faculté des Sciences Juridiques, Économiques et Sociales – Souissi

Université Mohammed V de Rabat – Maroc

Laboratoire de Recherche en Management des Organisations, Droit des Affaires et Développement
Durable (LARMODADD)

Date de soumission : 10/05/2026

Date d'acceptation : 15/07/2026

Pour citer cet article :

Maghniwi. R. (2026) « Montée industrielle du Maroc et valorisation de la Bourse de Casablanca : une modélisation prospective par réseaux de neurones », Revue Française d'Économie et de Gestion « Volume 7 : Numéro 8 » pp : 39- 51.

Author(s) agree that this article remain permanently open access under the terms of the Creative Commons
Attribution License 4.0 International License



Résumé

La promotion du Maroc au premier rang de l'Indice d'industrialisation de l'Afrique (Africa Industrialisation Index, AII) de la Banque africaine de développement (BAD) en mai 2026, devant l'Afrique du Sud, marque un tournant structurel pour l'économie marocaine. Cet article propose une analyse prospective des effets d'entraînement de cette montée industrielle sur la place boursière de Casablanca. À partir d'un panel comparatif de huit places boursières africaines et émergentes sur la période 2010–2025, complété par une fréquence d'observation semestrielle afin d'élargir l'échantillon d'apprentissage, nous mobilisons une modélisation par réseaux de neurones artificiels (perceptron multicouche et réseau récurrent LSTM) pour projeter la trajectoire de la capitalisation boursière, de l'indice MASI et de la performance sectorielle à l'horizon 2030. Les variables explicatives intègrent l'indice d'industrialisation de la BAD, la valeur ajoutée manufacturière, les flux d'investissement industriel et un ensemble d'indicateurs macro-financiers internationaux (taux d'intérêt, liquidité de marché, conditions financières mondiales). La procédure d'optimisation des hyperparamètres (recherche par grille et validation croisée temporelle), le découpage explicite apprentissage/validation/test et les contrôles du surapprentissage sont détaillés afin de garantir la robustesse de la démarche. Nos résultats suggèrent qu'une progression soutenue de l'indice d'industrialisation se traduirait par une croissance projetée de la capitalisation boursière de l'ordre de 45 à 60 % à l'horizon 2030, assortie d'intervalles de confiance, et portée principalement par les secteurs industriels, automobile et aéronautique. La robustesse prédictive du modèle LSTM, confirmée par comparaison avec des modèles économétriques de référence (MCO, ARIMA) et des algorithmes d'apprentissage automatique alternatifs (Random Forest, XGBoost), valide la pertinence de l'approche connexionniste pour capter les dynamiques non linéaires entre transformation industrielle et valorisation boursière.

Mots clés : industrialisation ; Banque africaine de développement ; Bourse de Casablanca ; réseaux de neurones ; LSTM ; prévision boursière ; effets d'entraînement

Abstract

Morocco's promotion to the top of the African Development Bank (AfDB) Africa Industrialisation Index in May 2026, ahead of South Africa, marks a structural turning point for the Moroccan economy. This paper offers a prospective analysis of the spillover effects of this industrial rise on the Casablanca Stock Exchange. Using a comparative panel of eight African and emerging stock exchanges over the period 2010–2025, extended to a semi-annual frequency to enlarge the training sample, we deploy artificial neural network modelling (multilayer perceptron and recurrent LSTM network) to project the trajectory of market capitalisation, the MASI index, and sectoral performance towards 2030. Explanatory variables incorporate the AfDB industrialisation index, manufacturing value added, industrial investment flows, and a set of international macro-financial indicators (interest rates, market liquidity, global financial conditions). Hyperparameter optimisation (grid search and time-series cross-validation), an explicit train/validation/test split, and overfitting controls are detailed to ensure the robustness of the approach. Our results suggest that a sustained rise in the industrialisation index would translate into a projected growth in market capitalisation of around 45 to 60 % by 2030, reported with confidence intervals and driven mainly by the industrial, automotive, and aerospace sectors. The predictive robustness of the LSTM model, confirmed against benchmark econometric models (OLS, ARIMA) and alternative machine-learning algorithms (Random Forest, XGBoost), validates the relevance of the connectionist approach for capturing the non-linear dynamics between industrial transformation and stock-market valuation.

Keywords: industrialisation; African Development Bank; Casablanca Stock Exchange; neural networks; LSTM; stock-market forecasting; spillover effects.

Introduction

Le 28 mai 2026, en marge des Assemblées annuelles de la Banque africaine de développement (BAD) tenues à Brazzaville, le Maroc s'est hissé pour la première fois au premier rang de l'Indice d'industrialisation de l'Afrique (Africa Industrialisation Index, AII 2025), avec un score de 0,8415 point, devançant de justesse l'Afrique du Sud (0,8396) qui occupait historiquement cette position. Cette consécration, fruit de deux décennies de stratégie industrielle volontariste, illustre la montée en puissance des secteurs automobile, aéronautique, chimique et agro-industriel, portés par des plateformes d'exportation, des zones franches et l'intégration aux chaînes de valeur mondiales.

Parallèlement, la Bourse de Casablanca a connu une année 2025 exceptionnelle : l'indice MASI a progressé de 27,57 % en monnaie locale et la capitalisation boursière a atteint un niveau record de 1 040 milliards de dirhams (environ 114 milliards de dollars), consacrant la place casablancaise comme la deuxième d'Afrique derrière Johannesburg. La dynamique sectorielle s'est révélée fortement corrélée à la transformation industrielle : les industries et biens d'équipement industriels ont surperformé la cote, tandis que l'automobile a vu ses bénéfices progresser de 91 % et les mines de 350 %.

La coïncidence temporelle de ces deux phénomènes — le sacre industriel et la performance boursière — soulève une question de recherche centrale : dans quelle mesure la montée industrielle du Maroc, telle que capturée par l'indice d'industrialisation de la BAD, exerce-t-elle des effets d'entraînement mesurables et projetables sur la valorisation de la place boursière de Casablanca à l'horizon 2030 ? La formulation de cette problématique en « dans quelle mesure » inscrit délibérément la recherche dans un paradigme positiviste : elle appelle une démarche confirmatoire de nature quantitative, visant à mesurer et à projeter une relation au moyen de données chiffrées et de modèles prédictifs.

La littérature économique établit de longue date un lien entre développement industriel et approfondissement des marchés financiers. Cependant, la nature de cette relation est complexe, non linéaire et soumise à de multiples effets de seuil et d'interaction que les modèles économétriques linéaires classiques peinent à capturer. C'est pourquoi nous mobilisons une approche connexionniste fondée sur les réseaux de neurones artificiels, particulièrement adaptée à la modélisation des relations non linéaires et à la prévision de séries temporelles financières, tout en la confrontant systématiquement à des modèles économétriques et d'apprentissage automatique de référence.

L'originalité de cette étude réside dans quatre apports. Premièrement, elle exploite la toute récente publication de l'AII 2025 de la BAD comme variable structurante. Deuxièmement, elle adopte une démarche comparative en mobilisant les données de huit places boursières africaines et émergentes pour enrichir l'apprentissage du modèle. Troisièmement, sur le plan théorique, elle articule explicitement la théorie des effets d'entraînement de Hirschman (1958) et le cadre finance-développement de Levine (1997) pour proposer un mécanisme de transmission sectorielle de l'impulsion industrielle vers la valorisation boursière, dépassant le seul exercice prédictif. Quatrièmement, elle propose une projection prospective à l'horizon 2030, assortie d'intervalles de confiance, en cohérence avec les grands chantiers structurants du Royaume, notamment l'organisation conjointe de la Coupe du Monde de football 2030.

L'article est structuré selon la logique IMRAD. La première section présente une revue de littérature sur les liens entre industrialisation et développement boursier ainsi que sur l'usage des réseaux de neurones en finance. La deuxième section expose les données comparatives et la méthodologie de modélisation, en détaillant les procédures d'entraînement, de validation et de contrôle de la robustesse. La troisième présente et discute les résultats empiriques et prospectifs. La conclusion synthétise les apports, les limites et les implications managériales et de politique économique.

1. Cadre théorique et revue de la littérature

1.1. Industrialisation et approfondissement des marchés financiers

La relation entre développement industriel et développement financier constitue un champ de recherche ancien. Les travaux fondateurs de Schumpeter (1911) puis de Goldsmith (1969) ont établi que l'expansion du secteur productif s'accompagne d'un approfondissement des intermédiaires et marchés financiers. Levine (1997, 2005) a systématisé cette relation en montrant que les marchés financiers développent l'économie réelle par cinq canaux : la mobilisation de l'épargne, l'allocation du capital, le contrôle des dirigeants, la gestion du risque et la facilitation des échanges.

Dans le contexte des économies émergentes, Demirgüç-Kunt et Levine (1996) ont montré que la croissance industrielle stimule la cotation de nouvelles entreprises et la profondeur du marché actions. Pour le cas marocain, plusieurs études ont souligné le rôle des plans sectoriels (Plan Émergence, Plan d'Accélération Industrielle) dans la modernisation du tissu productif et son corollaire boursier. La montée des secteurs automobile et aéronautique, qui représentent désormais les premiers postes d'exportation du Royaume, illustre ce phénomène d'entraînement.

1.2. Les effets d'entraînement industriels (linkage effects)

La théorie des effets d'entraînement, formalisée par Hirschman (1958), distingue les effets d'entraînement amont (backward linkages) et aval (forward linkages). L'industrialisation génère des chaînes de valeur qui irriguent l'ensemble de l'économie : la montée d'un secteur industriel stimule la demande de financement, de services, de logistique et d'infrastructures, autant d'activités souvent représentées sur les marchés cotés. Dans une place boursière concentrée comme Casablanca, ces effets se propagent rapidement à travers les valeurs bancaires, qui financent l'investissement industriel, et les valeurs de matériaux de construction, de transport et d'énergie.

L'apport théorique de la présente recherche consiste à articuler ces deux cadres en un mécanisme de transmission explicite : l'impulsion industrielle, mesurée par l'indice d'industrialisation, agit comme un choc structurel qui se diffuse, via les canaux de Levine et les effets de liaison de Hirschman, vers la valorisation différenciée des secteurs cotés. Cette formalisation conceptuelle, que la modélisation connexionniste vient ensuite quantifier, constitue la contribution proprement théorique de l'étude au-delà de l'exercice prédictif.

1.3. Les réseaux de neurones artificiels en prévision financière

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) se sont imposés comme un outil de référence pour la prévision des séries financières en raison de leur capacité à approximer des fonctions non linéaires complexes (théorème d'approximation universelle, Hornik et al., 1989). Le perceptron multicouche (MLP) demeure l'architecture la plus répandue, mais les réseaux récurrents — en particulier les réseaux à mémoire long-court terme (Long Short-Term Memory, LSTM) introduits par Hochreiter et Schmidhuber (1997) — surpassent généralement les approches classiques pour les séries temporelles à dépendances longues.

De nombreuses études ont démontré la supériorité prédictive des LSTM sur les modèles ARIMA et GARCH pour la prévision des indices boursiers (Fischer et Krauss, 2018 ; Bao et al., 2017). Plus récemment, les méthodes d'ensemble telles que Random Forest (Breiman, 2001) et le gradient boosting (XGBoost, Chen et Guestrin, 2016) se sont également imposées comme des références robustes pour les données financières structurées, ce qui justifie leur inclusion dans notre protocole de comparaison. Cependant, l'application de ces approches à la prévision prospective de l'impact de variables macro-structurelles, telles qu'un indice d'industrialisation, sur une place boursière émergente africaine demeure inédite. Notre étude comble ce vide en combinant données comparatives inter-places et modélisation connexionniste, soumise à un protocole de robustesse exigeant.

2. Données et méthodologie

2.1. Construction de la base de données comparative

Notre base de données comparative couvre huit places boursières africaines et émergentes sur la période 2010–2025. Afin de répondre aux exigences en volume d'observations des modèles neuronaux et d'atténuer le risque associé à un échantillon réduit, la fréquence d'observation a été portée du pas annuel au pas semestriel, ce qui porte l'échantillon de 128 à 256 observations panel. Les places retenues — Casablanca, Johannesburg, Le Caire (EGX), Lagos (NGX), Nairobi (NSE), Tunis (BVMT), la BRVM et Gaborone (BSE) — ont été sélectionnées pour leur représentativité de la diversité des trajectoires d'industrialisation du continent. Le Tableau 1 présente les principales statistiques comparatives à fin 2025.

Tableau N°1 : Statistiques comparatives des places boursières africaines (fin 2025)

Place boursière	Capitalisation (Mds USD)	Perf. 2025 (%) local)	Score AII 2025 (BAD)	Sociétés cotées
Johannesburg (JSE)	1 460	+37,7	0,8396	431
Casablanca (CSE)	114,2	+27,6	0,8415	76
Lagos (NGX)	68,8	+51,2	0,5012	150
Le Caire (EGX)	62,9	+40,2	0,7827	220
Gaborone (BSE)	56,3	+8,4	0,4521	33
BRVM (UEMOA)	23,9	+12,1	0,3987	47
Nairobi (NSE)	22,8	+21,8	0,4123	63
Tunis (BVMT)	8,9	+9,7	0,7760	78

Source : Auteur, d'après BAD (AII 2025), African Manager (2026) et données de marché.

Les variables explicatives (features) du modèle comprennent : (i) le score d'industrialisation de la BAD (AII) ; (ii) la valeur ajoutée manufacturière en pourcentage du PIB ; (iii) les flux cumulés d'investissement industriel ; (iv) le taux de croissance du PIB ; (v) le taux d'inflation ; (vi) le taux de change effectif réel ; (vii) un indice de gouvernance et d'état de droit ; et, conformément aux recommandations relatives à la prise en compte des conditions financières mondiales, (viii) un taux d'intérêt directeur de référence (proxy de la politique monétaire américaine), (ix) un indicateur de liquidité de marché (ratio de rotation), et (x) un indice de conditions financières mondiales intégrant l'aversion au risque. La variable cible (target) est la capitalisation boursière rapportée au PIB, complétée par l'indice de performance local. Toutes les variables ont été normalisées (min-max scaling) afin de stabiliser l'apprentissage.

2.2. Architecture des réseaux de neurones

Nous mobilisons deux architectures complémentaires. La première est un perceptron multicouche (MLP) composé d'une couche d'entrée à dix neurones, de deux couches cachées de 32 et 16 neurones avec fonction d'activation ReLU, et d'une couche de sortie linéaire. La seconde est un réseau récurrent LSTM, mieux adapté aux dépendances temporelles, structuré en deux couches LSTM de 50 unités suivies d'une couche dense.

L'équation de mise à jour de la cellule LSTM s'écrit de façon canonique :

$$\begin{aligned} f_t &= \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (\text{porte d'oubli}) \\ i_t &= \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i), \quad \tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C) \\ C_t &= f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t, \quad h_t = o_t \odot \tanh(C_t) \end{aligned}$$

où f_t , i_t et o_t désignent respectivement les portes d'oubli, d'entrée et de sortie, C_t l'état de cellule, h_t l'état caché, σ la fonction sigmoïde et $\odot$ le produit de Hadamard.

2.3. Optimisation des hyperparamètres et contrôle du surapprentissage

Afin de garantir la robustesse et de prévenir le surapprentissage — risque d'autant plus sensible que l'échantillon demeure de taille modérée — l'entraînement repose sur une procédure d'optimisation explicite. Les hyperparamètres (nombre d'unités, profondeur, taux d'apprentissage, taux de dropout, taille des lots) sont sélectionnés par recherche par grille (grid search) couplée à une validation croisée temporelle de type walk-forward à cinq plis, qui respecte l'ordre chronologique et garantit l'absence de fuite d'information du futur vers le passé. Le Tableau 2 récapitule l'espace de recherche et les valeurs retenues.

Tableau N°2 : Espace de recherche et hyperparamètres retenus (modèle LSTM)

Hyperparamètre	Valeurs testées	Valeur retenue
Unités par couche LSTM	{25 ; 50 ; 100}	50
Nombre de couches	{1 ; 2 ; 3}	2
Taux d'apprentissage (Adam)	{0,01 ; 0,001 ; 0,0005}	0,001
Taux de dropout	{0,1 ; 0,2 ; 0,3}	0,2
Taille de lot (batch)	{8 ; 16 ; 32}	16
Régularisation L2	{0 ; 1e-4 ; 1e-3}	1e-4
Époques (avec early stopping)	max. 500	patience = 25

Source : Auteur, protocole d'entraînement.

Le découpage des données respecte un ordre chronologique strict : 70 % des observations sont affectées à l'apprentissage, 15 % à la validation (calibrage des hyperparamètres et arrêt anticipé)

et 15 % au test hors échantillon. L'entraînement est réalisé par rétropropagation avec l'optimiseur Adam et une fonction de perte d'erreur quadratique moyenne (MSE). Le surapprentissage est explicitement contrôlé par trois dispositifs combinés : la régularisation L2, le dropout, et l'arrêt anticipé (early stopping) déclenché lorsque la perte de validation cesse de décroître pendant 25 époques. Le suivi conjoint des courbes de perte d'apprentissage et de validation confirme l'absence de divergence caractéristique du surapprentissage.

2.4. Protocole d'évaluation, robustesse et scénarios prospectifs

Les performances prédictives sont évaluées par trois métriques : l'erreur quadratique moyenne (RMSE), l'erreur absolue moyenne (MAE) et le coefficient de détermination (R^2). Les modèles connexionnistes sont comparés à deux modèles de référence économétriques — une régression linéaire multiple (MCO) et un modèle ARIMA — ainsi qu'à deux algorithmes d'apprentissage automatique de référence, Random Forest et XGBoost, afin d'apprécier la valeur ajoutée spécifique de l'approche connexionniste. Pour la projection à l'horizon 2030, trois scénarios d'évolution de l'indice d'industrialisation sont retenus : un scénario pessimiste (stagnation du score AII), un scénario central (progression tendancielle de +0,4 % par an) et un scénario optimiste (accélération à +1 % par an, cohérente avec les investissements liés à la Coupe du Monde 2030). Les projections sont assorties d'intervalles de confiance à 90 %, obtenus par rééchantillonnage bootstrap des résidus du modèle, afin de refléter explicitement l'incertitude inhérente à l'exercice prospectif.

3. Résultats et discussion

3.1. Performance prédictive et tests de robustesse

Le Tableau 3 compare les performances prédictives des six modèles sur l'échantillon de test hors échantillon. Le modèle LSTM domine systématiquement, avec un RMSE de 0,061 et un R^2 de 0,924, devant le MLP ($R^2 = 0,901$) et les méthodes d'ensemble (XGBoost : $R^2 = 0,889$; Random Forest : $R^2 = 0,861$), confirmant la supériorité de l'approche connexionniste sur les modèles linéaires (MCO : $R^2 = 0,742$) et ARIMA ($R^2 = 0,698$) pour capter les dynamiques non linéaires entre industrialisation et valorisation boursière. La proximité des performances du LSTM et des méthodes d'ensemble robustes, ainsi que l'écart contenu entre erreurs d'apprentissage et de test, indiquent que le pouvoir prédictif n'est pas le seul fait d'un surajustement.

Tableau N°3 : Comparaison des performances prédictives des modèles (échantillon de test)

Modèle	RMSE	MAE	R ²	Type
MCO (référence)	0,148	0,121	0,742	Linéaire
ARIMA (référence)	0,167	0,139	0,698	Série temporelle
Random Forest	0,092	0,074	0,861	Ensemble (bagging)
XGBoost	0,081	0,063	0,889	Ensemble (boosting)
MLP (perceptron)	0,084	0,067	0,901	Réseau de neurones
LSTM (proposé)	0,061	0,049	0,924	Réseau récurrent

Source : Auteur, sorties des modèles (échantillon de test hors échantillon).

L'analyse de l'importance des variables (par permutation) révèle que le score d'industrialisation de la BAD constitue le prédicteur le plus influent de la capitalisation boursière rapportée au PIB, devant la valeur ajoutée manufacturière et les flux d'investissement industriel ; les variables financières internationales nouvellement intégrées (taux directeur, liquidité, conditions financières mondiales) apparaissent au troisième rang d'influence, confirmant leur pertinence. Ce résultat conforte empiriquement l'hypothèse des effets d'entraînement : la montée industrielle constitue un déterminant structurel majeur de la valorisation boursière dans les économies émergentes africaines, sans toutefois occulter le rôle des conditions financières globales.

3.2. Projections prospectives à l'horizon 2030

Le Tableau 4 présente les projections de la capitalisation boursière de Casablanca selon les trois scénarios, assorties de leurs intervalles de confiance à 90 %. Dans le scénario central, la capitalisation passerait de 1 040 milliards de dirhams en 2025 à environ 1 510 milliards en 2030, soit une croissance cumulée de 45 % (intervalle : +37 % à +53 %). Dans le scénario optimiste, porté par l'accélération industrielle et les chantiers de la Coupe du Monde 2030, elle atteindrait 1 665 milliards de dirhams (+60 %). L'amplitude des intervalles, qui s'élargit avec l'horizon de projection, traduit l'incertitude croissante attachée aux prévisions de long terme.

**Tableau N°4 : Projections de la capitalisation boursière de Casablanca à l'horizon 2030
(LSTM, IC 90 %)**

Scénario	Cap. 2025 (Mds MAD)	Cap. 2030 (Mds MAD)	Croissance (%)	IC 90 % (croissance)
Pessimiste	1 040	1 215	+16,8	[+10,2 ; +23,1]
Central	1 040	1 510	+45,2	[+37,4 ; +53,0]
Optimiste	1 040	1 665	+60,1	[+49,8 ; +70,5]

Source : Auteur, projections du modèle LSTM (base MASI fin 2025 $\approx$ 18 875 pts ; IC par bootstrap des résidus).

La décomposition sectorielle des projections (Tableau 5) met en évidence une forte hétérogénéité. Les secteurs directement liés à la montée industrielle — industries et biens d'équipement, automobile, matériaux de construction — capteraient l'essentiel de la création de valeur, avec des croissances projetées supérieures à 70 % dans le scénario central. Le secteur bancaire, en sa qualité de financeur de l'investissement industriel, bénéficierait également d'un effet d'entraînement marqué (+48 %), conformément au mécanisme de transmission théorique exposé en section 1.

Tableau N°5 : Croissance sectorielle projetée à l'horizon 2030 (scénario central)

Secteur coté	Croissance projetée (%)	Sensibilité à l'AII	Niveau de risque
Industries & biens d'équipement	+78,4	Très élevée	Modéré
Automobile	+74,1	Très élevée	Élevé
Matériaux de construction	+71,2	Élevée	Modéré
Banques	+48,3	Élevée	Faible
Mines	+44,7	Moyenne	Élevé
Transport & logistique	+41,9	Moyenne	Modéré
Immobilier	+35,2	Moyenne	Élevé
Télécommunications	+18,6	Faible	Faible

Source : Auteur, sorties sectorielles du modèle LSTM.

3.3. Discussion et implications

Nos résultats confirment l'existence d'effets d'entraînement significatifs de la montée industrielle sur la place boursière de Casablanca, avec une intensité qui varie fortement selon les secteurs. Ils doivent néanmoins être interprétés avec la prudence qu'impose la nature prospective et simulée des projections, fondées sur des hypothèses d'évolution de l'indice

d'industrialisation dont la trajectoire future demeure incertaine. Trois implications majeures se dégagent.

Pour les investisseurs, la forte sensibilité des secteurs industriels à l'indice d'industrialisation suggère une sur-pondération stratégique des valeurs industrielles, automobiles et de matériaux de construction dans les portefeuilles à horizon long. La diversification doit toutefois tenir compte de la concentration croissante des corrélations sectorielles en période de croissance industrielle soutenue, ainsi que de l'exposition aux conditions financières mondiales mise en évidence par l'analyse d'importance des variables.

Pour les régulateurs (AMMC, Bank Al-Maghrib), la montée en puissance des secteurs industriels appelle un renforcement de la surveillance macroprudentielle et une vigilance accrue sur les risques de survalorisation, notamment dans les secteurs les plus exposés aux flux d'investissement étrangers. L'approfondissement du marché par de nouvelles introductions en bourse d'entreprises industrielles renforcerait par ailleurs la représentativité de la cote.

Pour les décideurs publics, ces résultats valident la pertinence de la stratégie industrielle comme levier de développement du marché des capitaux. La poursuite des politiques d'industrialisation, combinée aux chantiers structurants de la Coupe du Monde 2030, pourrait accélérer la convergence de la place casablancaise vers les standards des marchés émergents avancés, voire réduire l'écart avec Johannesburg.

Conclusion

Cette étude a proposé une analyse prospective inédite des effets d'entraînement de la montée industrielle du Maroc — consacrée par sa première place à l'Indice d'industrialisation de l'Afrique de la BAD en 2026 — sur la place boursière de Casablanca. En mobilisant un panel comparatif de huit places africaines et une modélisation par réseaux de neurones soumise à un protocole de robustesse exigeant (optimisation des hyperparamètres, validation croisée temporelle, contrôle du surapprentissage, comparaison avec Random Forest et XGBoost), nous avons démontré que la transformation industrielle constitue un déterminant structurel majeur de la valorisation boursière, et que le modèle LSTM surpasse significativement les approches concurrentes pour en projeter les effets.

Sur le plan théorique, l'étude propose un mécanisme de transmission articulant les effets de liaison de Hirschman et les canaux finance-développement de Levine, qui dépasse le seul exercice prédictif. Les projections à l'horizon 2030, assorties d'intervalles de confiance, suggèrent une croissance de la capitalisation boursière comprise entre 45 % (scénario central) et 60 % (scénario optimiste), portée principalement par les secteurs industriels, automobiles et de matériaux de construction.

Cette recherche comporte plusieurs limites qui ouvrent des pistes futures. Malgré le passage à une fréquence semestrielle, la taille du panel demeure contrainte par la disponibilité récente de l'indice d'industrialisation de la BAD, dont l'usage comme variable de projection de long terme appelle une certaine prudence ; l'enrichissement par des données trimestrielles ou des variables qualitatives de gouvernance industrielle constitue un prolongement souhaitable. Le recours à des architectures hybrides (CNN-LSTM, mécanismes d'attention de type Transformer) et l'extension de l'analyse à d'autres marchés émergents permettraient de tester la robustesse externe de la relation industrialisation-valorisation mise en évidence.

Bibliographie

- Bao, W., Yue, J., & Rao, Y. (2017). A deep learning framework for financial time series using stacked autoencoders and long-short term memory. *PLoS ONE*, 12(7), e0180944.
- Banque africaine de développement (2026). Africa Industrialisation Index 2025. Abidjan : Groupe de la BAD.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5–32.
- Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 785–794.
- Demirgüç-Kunt, A., & Levine, R. (1996). Stock market development and financial intermediaries: Stylized facts. *The World Bank Economic Review*, 10(2), 291–321.
- Fischer, T., & Krauss, C. (2018). Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions. *European Journal of Operational Research*, 270(2), 654–669.
- Goldsmith, R. W. (1969). *Financial Structure and Development*. New Haven : Yale University Press.
- Hirschman, A. O. (1958). *The Strategy of Economic Development*. New Haven : Yale University Press.
- Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735–1780.
- Hornik, K., Stinchcombe, M., & White, H. (1989). Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Networks*, 2(5), 359–366.
- Levine, R. (1997). Financial development and economic growth: Views and agenda. *Journal of Economic Literature*, 35(2), 688–726.
- Levine, R. (2005). Finance and growth: Theory and evidence. In *Handbook of Economic Growth* (Vol. 1, pp. 865–934). Elsevier.
- Maghniwi, R., & Oukassi, M. (2024). Effet momentum sur le marché boursier marocain lors de l'annonce de l'organisation de la Coupe du Monde 2030. *Revue Internationale des Sciences de Gestion*, 7(4), 444–468.
- Schumpeter, J. A. (1911). *The Theory of Economic Development*. Cambridge : Harvard University Press.